ファジィ推論による曲線線分の認識法[†]

— 楕円曲線の認識について —

加藤 隆*

パソコンは設計者や技術者に有効な道具として普及してきた。パソコンによる機械図面に対する自動認識は非常に重要なシステムとされている。特に、図面のオフライン認識で重要なことは曲線の認識方法である。現在までに、曲線認識の方法としてはチェーン符号化法やベクトル化法が開発されている。

ところで、曲線を認識する方法は極めて曖昧な要素を含む場合が多い。そこで、従来型のしきい値を用いる確定的な認識方法を利用することなく、ファジィ推論を応用して曲線の認識を行うことを試みた。認識用に用いた曲線は長軸あるいは短軸の長さを変えることで種々の曲率半径を形成できる楕円曲線である。

認識を行った結果は大きい曲率半径を有する楕円曲線に対しても認識を可能にすることができ、また曲線認識にファジィ推論を用いることの有用性を明らかにすることができた。

キーワード：ファジィ推論、曲線認識、自動認識、ベクトル化内積法、画素追跡法、楕円曲線

1. はじめに

EWS や PC の機能向上にともない図面を扱う部署では図面管理や検索、そして図面認識をコンピュータで行うオンライン化にともなう“図面のオフライン認識”が重要視されている¹⁾。中でも、図面管理や検索に関してはそれほど問題となる課題がないが、図面認識の中では多くの課題がある。しかし、図面認識でも論理回路図、地形図そして配管図などを扱う分野ではパターン認識技術を応用した認識方法で図面の自動認識が実用化させている^{2),3)}。その反面、機械図面を扱う分野では図面の意味する内容が多岐にわたることから図面認識の実用化を遅らせている。しかし近年になって、機械図面を CAD/CAM システムへの入力手段に応用しはじめたことにともない機械図面の自動認識に関する研究も行われるようになってきた^{4),5),6),7),8)}。これまでになされてきた研究は一面

図や二面図を中心とした図面であり、直線や円弧あるいは円のみで図形表現ができる図面構成である。しかも極めて簡単な図形構成からなる物体を対象にした図面である。したがって、曲線認識としては円あるいは円弧だけを認識できる方法であれば十分であった。しかし、今後は自由曲面に対しても認識できる曲線認識方法、すなわち曲率半径の異なる曲線がなめらかに接続した曲線に対しても認識を可能にする方法を開発する必要がある。

コンピュータで各種の線分を自動認識させるには認識のあいまい性から、認識に対する学習を行わせる必要がある。しかし、学習を可能にするプロセッサの開発はまだ先のようなのである。しかも PC レベルで使用可能になるには当分先のことになるであろう。そのような状況下で、PC で線分認識を行わせるにはいろいろと難しい面を含んでいる。しかも、これと言った最適な線分認識方法はまだ確立されていないと言ってよい。そのような中で、図面認識として開発されてきた線分認識方法は図面を形式的に表現する線分画素から行う方法が報告されている。代表的なものをあげるとチェーン符号化法^{4),9),10)}、ベクトル化法^{6),7),8)}などをあ

[†] Method of Curve Recognition Using Fuzzy Reasoning -In the Case of Elliptic Curves-
Takashi KATO

* 工学院大学 工学部
KOGAKUIN University Faculty

げることができよう。前者のチェーン符号化法は連結する線分画素を追跡し、チェーン化した追跡結果を最適化することで接続線分の清書用に利用する方法である。しかし、機械図面のような図形を形成する特徴点などの抽出に適した方法であると言えない。後者のベクトル化法は線分画素を追跡する中で図形の特徴点抽出や実形図を構成する線分をそれぞれ認識するのに適した方法である。この方法はラスターデータを追跡し、線分画素上に設定したベクトルの傾き変化から線分を認識する方法である。しかし、ベクトルの傾き変化だけから線分認識を行うには認識する曲線の曲率半径の大きさに制限を与えなくてはならない欠点がある。そのような欠点を少しでも改善する方法として、筆者はベクトル化法を応用したベクトル化内積法⁹⁾およびベクトル化最適法¹¹⁾を提案してきた。

本論文ではファジイ推論より線分認識を行うために、ベクトル化内積法を応用する。ベクトル化内積法は図形線分を表す画素データを追跡して行く中で線分画素上に基点を取り、基準ベクトルを設定する。設定した基準ベクトルと基点以外の線分画素上に取るベクトルとの内積より得られる余弦の値と内積を取ったベクトル同士の間には挟まれる画素数から線分認識を行う方法である。しかし、線分認識に必要なベクトル間の余弦値と画素数は曲率半径の比較的大きい曲線の認識に対しては2律背反の関係になり、直線および曲線線分をそれぞれ認識する確定的な最適しきい値を決めることが難しい。そこで、本研究ではベクトル化内積法と同じように大きさの等しい2つのベクトルとの内積より得られる余弦値とベクトル間の画素数をファジイ関係にとり、ファジイ推論から直線と曲線線分を区別する直線度を求めることで、線分認識を行う方法を試みた。また、ファジイ推論から得られた認識結果と従来のベクトル化内積法で得られている認識結果との比較についても行った。両認識結果を比較するために用いた曲線形状は同じものである。その形状は曲線の描画が容易で、しかも曲率半径の異なる曲線がなめらかに接続している曲線となる楕円曲線である。楕円曲線は曲

率半径を変える目的から楕円形状の長軸と短軸の長さ比を種々変えた。また、ラスターデータをライン走査し、最初に認識した画素の地点から画素追跡走査に切り換える方法で行った。そこで、画素追跡走査する画素のスタート位置が曲線認識に与える影響を調べる目的から楕円形状を楕円中心を軸に回転させ、それぞれの楕円曲線に対する認識実験についても行った。以上のファジイ推論より得られた結果と従来の最適しきい値から得られている結果を比較し、線分認識にファジイ推論を応用することの有用性についても検討した。以後、従来の最適しきい値を用いて行う認識方法を確定的認識方法と呼ぶことにする。

2. ベクトル化内積法とファジイ関係

図面を2値化したラスターデータは図形を表現する外形線の線分画素データよりも白地部分の画素データを多く含んでいる。ラスターデータは線分画素を“1”，白地画素を“0”として表す。したがって、図形線分は有限の大きさからなる画素が連続的に結合した集合体として扱う。

線分画素の連結状態から図形形状を形成する線分の認識方法は、直線線分と曲線線分に対する2種類の認識処理方法で行う。直線線分の認識処理方法は水平および垂直線の線分を区別する処理方法である。曲線線分の認識処理方法は斜め線と曲線を形成する曲線線分を区別する処理方法である。線分認識はラスターデータを絶対座標軸原点から水平方向にライン走査を行い、最初の線分画素を認識した段階でライン走査から画素追跡走査に切り換え、線分画素のみを追跡する。画素追跡では今までの走査あるいは追跡の方向を考慮に入れ、図1に示す4つのパターンから線分画素追跡の方向を決める。図に示す基準画素は追跡走査中の画素を示し、周囲画素内の数値は追跡走査の優先順位を示す。同様に、曲線線分に対する画素追跡走査のパターンを図2に示す。

ベクトル化内積法は図3に示すようにラスターデータの座標原点0からY軸に対してX軸方向にライン走査を順次行う。ライン走査を行う中で、

最初に見いだした線分画素を画素追跡走査の開始点にする。内積を取るためのベクトルの設定は、はじめに見いだした画素点を基点に選び、基準ベクトルを設定する。ここで基点を P とし、基準ベクトルをベクトル A とする。他方のベクトルは基準ベクトルと同じ大きさのベクトルを基点 P より 1 画素づつ移動させた線分画素点 Q_n 上を取る。このベクトルを基準ベクトルに対して移動ベクトル B_n とする。ただし、添字の n は $1, 2, 3, \dots, k$ ($k < \infty$) である。また、ベクトルの大きさは図形線分を画素の連結集合体として表現することから数学で定義するような始点と終点間の直線長さとして定義できない。そこで、本研究では始点画素と終点画素の間に連結する画素数をベクトルの大きさとして定義する。したがって、基点からベクトルの大きさに相当する画素数を移動したところの画素を終点画素にする。以上より、基準ベクトル A と移動ベクトル B_n の内積から余弦 $\cos\theta_j$ を各線分画素 Q_n 上で求める。

$$A = |A| \cos\theta_p \quad (1)$$

$$B_n = |B_n| \cos\theta_n \quad (2)$$

$$(A \cdot B_n) = |A| |B_n| \cos\theta_j \quad (3)$$

$$\cos\theta_j = \cos(\theta_p - \theta_n) \quad j, n = 1, 2, 3, \dots, k \quad (4)$$

ただし、条件から $|A| = |B_n|$ である。

内積で得られる $\cos\theta_j$ が最適しい値となる $\cos\theta_{th}$ 以下の値になるところの画素点 Q_k を見いだすまで続ける。点 Q_k を見いだした段階で基点 P との間に存在する画素数を調べ、その間の線分画素に対する線分認識を行う。認識後は、基点 P を点 Q_k の画素に移し、同様な方法で認識の作業を継続する。ただし、最適しい値 $\cos\theta_{th}$ は基準ベクトルの大きさで異なる。その理由は連結した線分画素から曲線を認識するのに必要な余弦の値にある程度の許容誤差を与える必要があるためである。誤差範囲は内積を取るベクトル同士の始点画素を重ね合わせたときに、終点画素のずれが 1 画素分とする。したがって、このようなずれを生じる場合はベクトル同士の始点間に存在する連結画素を

図1 基準画素に対する周囲画素追跡走査パターン

図2 基準画素に対する曲線線分画素追跡走査方法

図3 ベクトル化内積法によるベクトルの設定方法

直線線分の乱れと認識する。また逆に、内積から得られる余弦の値が1画素分の角度以上になればベクトル同士の始点間に存在する連結画素を曲線線分の一部と認識する。以上のように、最適しき値以下の余弦値に対してベクトル間の連結画素数が線分認識の認識率に大きく影響を与える。そこで、線分認識に必要な最適しき値以下の余弦の値とベクトル同士の間に存在する画素数と曲線認識をファジィ関係にとり、メンバシップ関数を設定する。ファジィ推論からは直線および曲線を認識する直線度を求め、その値から認識を行う。

3. 認識実験および認識結果

線分認識に用いる楕円曲線は曲線生成が容易で、しかも線分認識に難しい側面をもつ曲線の一つと云える。また、楕円は長軸あるいは短軸の長さを種々変えることで曲率半径の異なる曲線をなめらかに接続した形状を形成できる。認識実験に利用する楕円曲線の大きさは長軸の長さを80,100そして120画素の3種類とした。しかも、長軸と短軸の長さ比が1:1の円から短軸長さを0.2ずつ減少させ、長さ比が5:1になるまでの20種類とした。さらに、ラスタデータの走査方法ははじめのうちライン走査を行い、最初に見いだした線分画素点より画素追跡走査方法に切り換える。したがって、図形形状が同一であっても図形の中心軸回りに回転を与えた図形に対してはライン走査から画素追跡切り換え位置が異ってくる。その結果として、画素追跡のスタート位置が線分認識にどのように影響を与えるかを調べる目的から図4に示すような楕円中心軸回りに30°の間隔で回転させたそれぞれの楕円形状についても認識実験を行った。

内積による最適しき値以下の余弦値とベクトル同士の間に存在する線分画素数をファジィ関係にとり、図5に示すファジィ推論規則から線分認識を行う。推論では直線線分と曲線線分を認識する直線度の値を求める。一般的に、直線度の値は50%を境にして行う。直線度の値は'min-max-高さ'法から算出する。図6は線分認識を行うための

図4 楕円形状の回転

線分認識		連結画素数				
		B ₁	B ₂	B ₃	B ₄	B ₅
余弦値	A ₁	C ₁	C ₁	C ₁	C ₁	C ₁
	A ₂	C ₁	C ₂	C ₂	C ₂	C ₂
	A ₃	C ₂	C ₂	C ₃	C ₃	C ₃
	A ₄	C ₂	C ₃	C ₃	C ₄	C ₄
	A ₅	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₅

A₁, B₁, C₁ : 曲線
A₂, B₂, C₂ : たぶん曲線
A₃, B₃, C₃ : どちらとも
A₄, B₄, C₄ : たぶん直線
A₅, B₅, C₅ : 直線

図5 ファジィ推論規則

図6 線分認識のフローチャート

フローチャートである。余弦の値とベクトル間の画素数に対するメンバシップ関数はそれぞれ図7に示すように、余弦の値およびベクトル間画素数の値をそれぞれ変えた場合の3種類である。ただし、基準および移動ベクトルの大きさは今までの研究結果から6画素とした。したがって、ベクトル同士の余弦値に対する誤差範囲は1画素分であることから、最適しい値を0.9806 radとした。よって、余弦に関するメンバシップ関数は余弦値を0.98 radの値から0.92 radの範囲以内でそれぞ

(a) 認識実験 1

(b) 認識実験 2

れの線分認識用メンバシップ関数を設定する。同様に、線分認識に必要とするベクトル間の画素数は今までの研究結果から23画素以下にするとその間の線分を曲線線分の一部と認識できる結果を得ている。したがって、ベクトル間画素数のメンバシップ関数は23画素を前後に設定する。

以上のような設定のもとで、それぞれの楕円形状の曲線に対する認識実験を行った結果を図8にまとめて示す。図中に示す○記号は楕円曲線全体を曲線として正しく認識したことを表し、また×記号は楕円曲線の一部を直線線分と誤認識した結果を表している。同図(a)からも明らかなように、認識実験1に示すメンバシップ関数は確定的認識方法で用いた値を中心に作成したパターンである。認識結果は楕円中心軸回りに回転させた角度 ϕ が 0° および 90° の楕円形状を除いては極めて誤認識の多い結果を示している。その原因は確定的認識方法で得られているベクトル間画素数としての23の値を画素数のファジィ集合の中心に配してメンバシップ関数を設定したことが直線度の値を高めている一番の原因と考えられる。この原因を改善するために行った実験が認識実験2である。この実験は余弦値のファジィ集合に関するメンバシップ関数を認識実験1の場合と同じに

(c) 認識実験 3

図7 線分認識実験に用いたメンバシップ関数

設定し、ベクトル間画素数に関するメンバシップ関数全体を曲線認識方向に平行移動させたものである。そのときの認識結果は認識実験1から較べれば比較的良好な認識結果になっていることが理解できる。しかし、長軸長さが120画素の認識結果は他の楕円形状の認識結果と比較しても誤認識

を示す結果が目立つ。以上のような結果によるメンバシップ関数の設定状況を考慮して、ファジィ集合の余弦値とベクトル間画素数に対するメンバシップ関数をさらに変えて行った認識実験が認識実験3である。図8(c)の結果からも明らかなように、長軸長さが120画素の楕円形状の一部分で誤認識を示しているものもあるが全体的に高い認識結果となっている。そのときの認識状況は図9と10にそれぞれ示す。以上から、誤認識を示す結果は線分全体に対してではなく、線分の一部分に対してである。この原因は認識方法にある。それは線分画素を追跡して行く中で、その都度認識を行う方法を取っているためである。したがって、このような誤認識となる原因を改善するには追跡中に認識した各々の線分認識結果を基に、図形全体に対する線分認識を行うことで改善できるものと思われる。しかしながら、今回の認識結果は従来の確定的認識方法の認識結果と比較しても極めて良好な認識結果となっている。確定的認識方法で認識できる楕円形状は図11に示すように長軸長さ120画素に対して長軸と短軸長さ比が2.2:1.0までである。今回の方法では4.6:1.0までの

ϕ x : y	80 dot						100 dot						120 dot					
	0°	30°	60°	90°	120°	150°	0°	30°	60°	90°	120°	150°	0°	30°	60°	90°	120°	150°
1.0:1.0	○	-	-	-	-	-	○	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-
1.2:1.0	○	○	×	○	○	○	○	×	○	○	○	○	×	×	×	○	○	×
1.4:1.0	○	○	○	○	○	○	×	○	×	○	○	○	○	×	×	○	○	×
1.6:1.0	○	×	×	○	×	×	○	○	×	○	○	×	×	×	×	○	×	×
1.8:1.0	○	×	○	○	○	×	×	○	○	○	×	○	×	×	×	○	×	×
2.0:1.0	○	×	×	○	○	×	×	○	×	○	○	×	×	×	○	○	×	×
2.2:1.0	○	×	×	○	×	×	○	×	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×
2.4:1.0	○	○	×	○	○	○	○	○	×	○	○	×	○	×	×	○	○	○
2.6:1.0	○	×	×	○	×	×	×	×	×	○	○	○	○	×	×	○	×	×
2.8:1.0	○	○	×	○	○	○	○	×	○	○	×	○	○	×	×	○	×	×
3.0:1.0	×	×	○	○	×	×	×	×	×	○	×	×	×	×	×	○	×	×
3.2:1.0	○	○	×	○	○	×	○	×	×	○	×	×	×	×	×	○	×	×
3.4:1.0	×	×	○	○	○	×	○	○	×	○	○	○	×	×	×	○	×	×
3.6:1.0	×	○	×	○	○	○	○	×	×	○	○	×	○	×	×	○	×	×
3.8:1.0	×	○	×	○	○	×	○	×	×	○	×	×	×	×	×	○	×	×
4.0:1.0	×	×	○	○	×	○	×	×	×	○	×	×	×	×	×	○	×	×
4.2:1.0	×	×	×	○	○	×	○	×	×	○	×	×	○	×	×	○	×	×
4.4:1.0	×	×	×	○	○	×	○	×	×	○	×	×	○	×	×	○	×	×
4.6:1.0	○	×	×	○	○	×	○	×	×	○	×	×	○	○	×	○	×	×
4.8:1.0	○	×	×	○	○	×	○	×	×	○	×	×	×	×	×	○	×	×
5.0:1.0	○	×	×	○	×	×	○	×	×	○	×	×	×	×	×	○	×	×

(a) 認識実験1

ϕ x : y	80 dot						100 dot						120 dot					
	0°	30°	60°	90°	120°	150°	0°	30°	60°	90°	120°	150°	0°	30°	60°	90°	120°	150°
1.0:1.0	○	-	-	-	-	-	○	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-
1.2:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
1.4:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×	×	○	○	○
1.6:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×	○	×	×
1.8:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×	○	○	×
2.0:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.2:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.4:1.0	○	○	○	○	○	○	×	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.6:1.0	○	○	×	○	○	×	×	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.8:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	×	×
3.0:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	○	○	○	○
3.2:1.0	○	○	×	○	○	×	○	○	○	○	○	○	×	○	○	○	○	×
3.4:1.0	○	×	○	○	○	×	○	○	○	○	○	○	×	○	×	○	○	×
3.6:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	○	×	○	×	×	○	○	×
3.8:1.0	○	○	×	○	○	×	○	○	×	○	○	×	×	×	×	○	×	×
4.0:1.0	○	○	○	○	○	○	×	×	○	○	○	○	×	×	×	○	○	×
4.2:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	×	○	×	×
4.4:1.0	○	×	○	○	○	○	○	×	○	○	○	○	○	×	×	○	×	×
4.6:1.0	○	○	○	○	○	○	○	×	×	○	○	×	○	○	×	○	×	×
4.8:1.0	○	○	○	○	○	×	○	×	×	○	×	×	×	×	×	○	×	×
5.0:1.0	○	×	×	○	○	×	○	×	×	○	×	×	×	×	×	○	×	×

(b) 認識実験2

ϕ x : y	80 dot						100 dot						120 dot					
	0°	30°	60°	90°	120°	150°	0°	30°	60°	90°	120°	150°	0°	30°	60°	90°	120°	150°
1.0:1.0	○	-	-	-	-	-	○	-	-	-	-	-	○	-	-	-	-	-
1.2:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
1.4:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
1.6:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
1.8:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.0:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.2:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.4:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.6:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.8:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
3.0:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	○	○	○	○
3.2:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	○	○	○	○
3.4:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	○	○	○	○
3.6:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
3.8:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	○	○	○	○
4.0:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	○	○	○	○
4.2:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○
4.4:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○
4.6:1.0	○	○	○	○	○	○	○	×	×	○	○	○	○	○	○	×	○	×
4.8:1.0	○	○	○	○	○	×	○	×	×	○	×	×	×	×	×	○	○	×
5.0:1.0	○	○	×	○	○	×	○	×	×	○	×	×	×	×	×	○	×	×

(c) 認識実験3

図8 各メンバシップ関数による認識結果

楕円形状の認識を可能にしている。以上より、ファジイ推論を応用する方法は確定的認識方法よりも比較的に大きい曲率半径の曲線に対しても認識を可能にする方法であると言える。

4. まとめ

本研究では、最適しきい値から線分認識を行う確定的認識法のベクトル化内積法を応用して、ファジイ推論より線分認識を行う方法を試みた。その結果は、以下のようにまとめることができる。

(1) メンバシップ関数の選択によって、曲率半径

の大きい曲線は認識状態に多少の変化を生じた。しかし、ファジイ推論による認識方法は従来の確定的認識方法よりも曲率半径の大きい曲線に対して良好な認識結果を得ることができた。例えば、長軸長さ120画素の楕円で長軸と短軸長さ比が4.6:1.0まで認識を可能にした。

(2) ファジイ推論による認識方法では画素追跡走査の走査切り換え位置によって認識状態に影響を与えないことが明らかになった。

以上の結果からも線分認識にファジイ推論を応用することは有用な方法であると言える。

図9 認識実験3の場合に対する長軸長さ100画素、楕円中心軸回り150°の楕円形状曲線の認識結果

図10 認識実験3の場合に対する長軸長さ120画素、楕円中心軸回り60°の楕円形状曲線の認識結果

ϕ x : y	8 0 dot						1 0 0 dot						1 2 0 dot					
	0°	30°	60°	90°	120°	150°	0°	30°	60°	90°	120°	150°	0°	30°	60°	90°	120°	150°
1.0:1.0	○	-	-	-	-	-	○	-	-	-	-	-	○	-	-	-	-	-
1.2:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
1.4:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
1.6:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
1.8:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.0:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2.2:1.0	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	×	○	×	○	○	○
2.4:1.0	○	○	○	○	○	○	×	○	×	×	×	×	×	×	○	×	×	×
2.6:1.0	○	○	○	○	○	○	×	○	×	×	○	×	×	×	×	○	×	×
2.8:1.0	○	○	○	○	○	○	×	○	×	×	○	○	×	×	×	×	×	×
3.0:1.0	○	○	○	○	○	○	×	×	×	×	×	○	×	×	×	×	×	×

図11 確定的認識法による認識結果

今後は一部分の線分で誤認識となる結果を得た場合に、他の線分認識結果を絡めて線分全体、すなわち図形全体に対する総合的判断できる方法について検討したい。

参 考 文 献

- 1) 北嶋, 黒岩, 志田, 機械製図図面の認識(第1報), -線図形要素分離のためのボトムアップ処理-, 精密工学会誌, 56, 11(1990), 2057.
- 2) 長田ほか2名, 論理回路図の自動入力装置, 信学論誌, J68-D.4(1985), 837.
- 3) 例えば, PIXEL, No.21(1984), 図形処理情報センター.
- 4) 中沢, 北川, 外周旋削部品に関する図面入力, 精密工学会誌, 52-6(1986), 1009.
- 5) 中沢, 金山, 旋削部品の図面自動入力による生産システム開発, 精密工学会誌, 54-1(1989), 151.
- 6) 北嶋ほか2名, 機械製図図面の認識(2報), 精密工学会誌, 56-11(1990), 2057.
- 7) 加藤ほか2名, イメージスキャナによる曲線の自動読み取り法について(傾きからの曲線認識), 設計・製図, 26-9(1991), 472.
- 8) 加藤, 川元, 図面のオフライン認識にともなう曲線線分の認識法(ベクトル化内積法による曲線認識), 設計工学, 28-5(1993), 199.
- 9) H.Freeman, On the Encoding of Arbitrary Geometric Configurations, IEEE Trans.EC-10,2(1961),260.
- 10) 佐藤, 中村, 描画像信号の予測符号化方式, 信学論誌, J65-B(1982), 215.
- 11) 加藤, 図面自動認識にともなう曲線認識法に関する研究(ベクトル化最適法の提案), 設計工学会に投稿中.

(1992年8月18日 受 付)

(1993年6月4日 再受付)

[問い合わせ先]

〒192 八王子市中野町2665-1

工学院大学 工学部機械工学科

加藤 隆

TEL: 0426-22-9291(内)3508

FAX: 0426-27-2360

著 者 紹 介

加藤 隆 (かとう たかし)

工学院大学工学部機械工学科

'68年工学院大学機械工学科卒業, '73年工学院大学大学院工学研究科修了, '68年工学院大学機械工学科助手, '78年同専任講師となり現在に至る。主として, 移動ロボットや形状記憶合金によるロボットハンドの開発, 図形線分の自動認識方法などに関する研究に従事。日本機械学会, 日本ロボット学会, 精密工学会, 計測自動制御学会などの会員

Existence of Solutions, Method of Discr

Keywords : Fuzzy Inverse Problem, Signs Matrix, Fuzzy Relation Equations with Interval Values, Existence of Solutions, Method of Discrimination.

A Proposal of Hierarchical Fuzzy Modeling Method

Shoichi NAKAYAMA

Fujitsu VLSI Limited

Kozoji-cho, Kasugai, Aichi, 487, Japan

Takeshi FURUHASHI, Yoshiki UCHIKAWA

Faculty of Engineering, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, 464-01, Japan

Fuzzy modeling is a method to describe the characteristics of complex systems using fuzzy inference. The method has a distinguishing feature in that it can express complex nonlinear systems linguistically. However in the case where the system has multi-inputs, the acquired fuzzy rules through some sorts of learning are hard to understand. And when it is difficult to obtain sufficient input-output data from the system with multi-inputs, the fuzzy model cannot be made precise.

This paper presents a hierarchical fuzzy modeling method. The proposed fuzzy modeling method uses fuzzy neural networks(FNNs). The identified fuzzy rules with the new method are easy to understand. The proposed method enables to obtain a precise fuzzy model even with limited number of input-output data.

Keywords : Fuzzy Modeling, Fuzzy Neural Network, Neural Network

Method of Curve Recognition Using Fuzzy Reasoning — In the Case of Elliptic Curves —

Takashi KATO

Kogakuin University Faculty

2665-1, Nakano-machi, Hatioji-shi, Tokyo 192, Japan

A personal computer has developed as a tool which is effectively used by designers and engineers. In recent years, it has required to read a drawing by machine automatically. It has become very important to develop the method which recognizes automatically the segment of a line. Many kinds of method for the curve recognition, such as the segment chain encoding and vector method, have developed. The curve recognition has many cases that the human vagueness are treated. The author doesn't use the method of the old recognition techniques and has a try to do the curve recognition by using the approximate reasoning. In this study, it is convenient to apply the elliptic curve that the radius of curvature is changed by the length of a major or minor axis. As the result of the test, a method of curve recognition by fuzzy reasoning can be obtained sufficiently recognition for the curved lines that a major and minor axis in the elliptic form is the ratio 4.6 : 1.0. And it became clear that this method is useful.

Keywords : Fuzzy Inference, Curve Recognition, Inner Product of Vector, Pixel Follow-Up Method, Elliptic Curve